

Pengenalan Tanda Tangan Menggunakan Algoritme VFI5 Melalui Praproses Wavelet

Hand-Written Signature Recognition using VFI5 Algorithm with Wavelet Preprocessing

FATHONI ARIEF MUSYAFFA, AZIZ KUSTIYO*

Abstrak

Tanda tangan merupakan salah satu objek biometrik yang mudah diperoleh, baik melalui kertas maupun peralatan elektronik. Meskipun demikian, biometrik tanda tangan masih menjadi topik riset yang menantang. Tantangan dalam biometrik tanda tangan ini ialah antara lain karena variasi dalam kelas yang besar, tingkat *universality* dan *permanence* yang rendah, serta adanya kemungkinan serangan pemalsuan tanda tangan. Penelitian ini menggunakan metode pengenalan tanda tangan secara *offline*. Pengenalan tanda tangan dilakukan dengan menggunakan algoritme klasifikasi *Voting Feature Interval 5*. Sebelum dilakukan klasifikasi pada citra tanda tangan yang berdimensi 40 x 60 piksel, dilakukan praproses untuk mereduksi ukuran citra. Reduksi yang digunakan adalah reduksi dimensi melalui transformasi *wavelet* dengan lima level dekomposisi. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini ialah bahwa sampai dengan level dekomposisi ketiga, dengan dimensi *fitur* sekitar 1.5% dari seluruh *fitur*, diperoleh akurasi minimum 90%.

Kata kunci: biometrik, klasifikasi, tanda tangan, *voting feature interval*

Abstract

Signature is one of the biometric objects that are easily available, either via paper or electronic equipment. However, biometric signature is still a challenging research topic. The challenges in biometric signature are partly because of its variations in the large class, its low universality and permanence levels, and the possibility of forgery signature attack. This study utilized offline signature recognition. The signature recognition was done by using classification Voting Feature Interval 5 algorithm. Before the classification on the signature image in 40 x 60 pixels dimension was conducted, a pre-processing was done to reduce the size of the image. The used reduction was the reduction of dimensions through the use of wavelet transform with five level of decomposition. The result obtained from this study was that up to a third level of decomposition, with feature dimension of about 1.5% of the whole features, obtained a minimum accuracy of 90%.

Keywords: biometrics, classification, signatures, voting feature interval

PENDAHULUAN

Biometrik merupakan ilmu pengetahuan yang membangun identitas seseorang berdasarkan pada sifat-sifat fisik, kimiawi, ataupun kebiasaan seseorang. Sistem biometrik dapat menggunakan ciri fisik (*physical traits*) maupun tingkah laku (*behavioral traits*). Contoh ciri fisik ialah antara lain sidik jari, iris, wajah, dan bentuk geometris tangan, sedangkan contoh ciri tingkah laku misalnya tanda tangan, pola penekanan *keyboard*, dan gaya berjalan (Ross *et al.* 2006).

Tanda tangan merupakan salah satu objek biometrik yang mudah diperoleh, baik melalui kertas maupun peralatan elektronik seperti *tablet personal computer*, layar sentuh dan *personal digital assistant*. Meskipun demikian, biometrik tanda tangan masih menjadi topik riset yang menantang. Tantangan dalam biometrik tanda tangan ini ialah antara lain variasi dalam kelas yang besar, tingkat *universality* dan *permanence* yang rendah, serta adanya kemungkinan serangan pemalsuan tanda tangan (Jain *et al.* 2008).

Metode pengenalan tanda tangan dapat diklasifikasikan berdasarkan informasi masukan tanda tangan menjadi dua kategori, *online* dan *offline*. Metode pengenalan tanda tangan *online* merujuk pada penggunaan fungsi-fungsi waktu dalam proses penandatanganan secara dinamis (misalnya lintasan posisi atau penekanan). Metode pengenalan tanda tangan *offline* merujuk pada penggunaan gambar statis dari tanda tangan (Jain *et al.* 2008).

Penelitian yang terkait dengan pengenalan tanda tangan secara *offline* telah dilakukan oleh Riadi (2001) menggunakan jaringan syaraf tiruan (JST) propagasi balik dengan akurasi tertinggi sebesar 99%. Pada tahap pelatihan JST, perlu ditentukan representasi *input* dan *output* yang tepat serta pencarian kombinasi nilai-nilai parameter JST, seperti nilai toleransi galat, laju pembelajaran, fungsi aktivasi, dan jumlah *neuron* lapisan tersembunyi yang optimal. Pencarian kombinasi nilai-nilai parameter JST yang optimal memerlukan waktu yang cukup banyak.

Berbeda dengan JST, algoritme VFI5 merupakan algoritme klasifikasi yang dalam proses pelatihannya tidak memerlukan pencarian kombinasi nilai-nilai parameter. VFI5 merupakan algoritme *supervised learning* yang bersifat *non-incremental* sehingga seluruh contoh dalam data *training* diproses sekali dalam satu waktu (Demiroz 1997). Kelebihan algoritme VFI5 adalah prediksi yang akurat, pelatihan dan waktu yang dibutuhkan untuk melakukan klasifikasi cukup singkat, bersifat *robust* terhadap *training* dengan data yang memiliki *noise* dan nilai *fitur* yang hilang, dapat menggunakan bobot *fitur*, serta dapat memberikan model yang mudah dipahami manusia (Güvenir 1998).

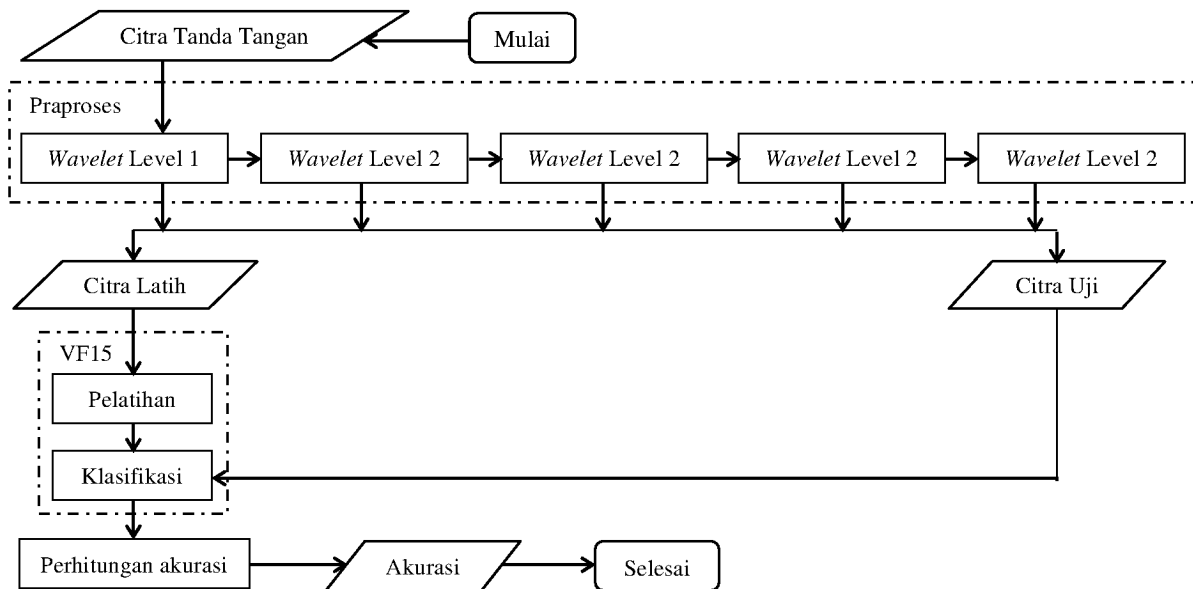
Praproses dilakukan untuk mereduksi ukuran citra. Citra yang memiliki ukuran $m \times n$ piksel misalnya, akan memiliki $m \times n$ *fitur* pada algoritme VFI5 sehingga komputasi yang dilakukan menjadi lebih banyak dan diperlukan proses reduksi. Reduksi yang digunakan dalam penelitian ini adalah reduksi dimensi melalui transformasi *wavelet*. Dibandingkan dengan metode reduksi PCA, reduksi dimensi menggunakan *wavelet* memiliki efisiensi komputasi yang lebih baik (Agarwal *et al.* 2005).

Transformasi *wavelet* untuk mereduksi dimensi telah dilakukan pada pengenalan citra wajah oleh Anjum dan Javed (2006). Pada penelitian tersebut, hanya *low pass filter* yang digunakan karena diasumsikan *low frequency* memberikan banyak kontribusi dalam merepresentasikan informasi citra wajah.

Penelitian ini bertujuan melakukan pengenalan tanda tangan dengan menggunakan algoritme VFI5 dengan praproses transformasi *wavelet*. Selanjutnya dilakukan analisis kinerja pengenalan tanda tangan menggunakan algoritme VFI5 dan pengaruh dekomposisi *wavelet* terhadap akurasi yang diperoleh.

METODE

Ada beberapa tahap yang dilakukan dalam proses klasifikasi citra tanda tangan dengan menggunakan praproses *wavelet* (Gambar 1). Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data pada penelitian Setia (2007). Pada penelitian tersebut, data tanda tangan dikumpulkan di atas kertas dan proses digitalisasi dilakukan dengan menggunakan *scanner* menjadi *file* citra 300 dpi format BMP dan mode RGB. Citra tanda tangan ini selanjutnya dikonversi menjadi citra 8 bit dengan format PCX berukuran 40×60 piksel. Posisi yang dihasilkan oleh citra tanda tangan masih tidak teratur dan acak. Oleh karena itu, penyuntingan citra tanda tangan dilakukan agar citra tanda tangan yang diperoleh bersifat teratur. Tahap



Gambar 1 Tahapan klasifikasi citra tanda tangan

selanjutnya dari proses pengambilan citra adalah *cropping*. Hal ini dilakukan untuk menghilangkan bagian di luar pola yang bukan merupakan pola tanda tangan.

Citra tanda tangan tersebut berasal dari tanda tangan 10 orang, diberi kode kelas p, q, r, s, \dots, y , dan setiap orang memberikan tanda tangan sebanyak 10 kali. Semua citra tanda tangan yang digunakan dalam penelitian ini melalui praproses transformasi *wavelet*. Selanjutnya, citra latih dan citra uji diklasifikasikan menggunakan algoritme VF15. Citra tanda tangan yang akan diproses dengan algoritme VF15 direduksi terlebih dahulu menggunakan transformasi *wavelet*. Hal ini dilakukan agar *fitur* yang dihitung tidak terlalu banyak sehingga proses komputasi lebih mudah dan cepat.

Citra tanda tangan yang diproses menggunakan transformasi *wavelet* akan mengalami penurunan banyak *fitur* hingga 75% dari banyak *fitur* semula. Transformasi *wavelet* dilakukan hingga 5 level. Setelah melalui transformasi *wavelet*, diperoleh 4 citra yang memiliki dimensi baru, yakni citra pendekatan, citra detail horizontal, citra detail vertikal, dan citra detail diagonal.

Data dibagi ke dalam dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk memberikan *supervised learning* pada algoritme VF15, sedangkan data uji digunakan untuk menguji ketepatan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh algoritme VF15. Perbandingan antara data latih dan data uji yang digunakan dalam percobaan ini ialah 3:2. Hal ini berarti terdapat 6 citra latih dan 4 citra uji untuk tiap-tiap kelas.

Dua proses dalam algoritme VF15 ialah pelatihan dan klasifikasi. Pada proses pelatihan, dibuat interval untuk setiap *fitur* yang akan menentukan nilai *vote fitur* untuk setiap kelas. Kelas dari setiap data uji diprediksi berdasarkan pada nilai total *vote* pada proses klasifikasi. Kelas yang memiliki nilai total *vote* tertinggi dijadikan kelas prediksi data uji tersebut. Tingkat akurasi yang dicapai algoritme klasifikasi VF15 dihitung menggunakan rumus:

$$\text{tingkat akurasi} = \frac{\sum \text{data uji benar diklasifikasi}}{\sum \text{total data uji}} \times 100\%$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Kinerja Algoritme VF15 pada Tiap Level Dekomposisi

Dimensi citra sebelum direduksi ialah 40 x 60 piksel dengan dimensi *fitur* sebesar 6400. Akurasi klasifikasi citra tersebut ialah sebesar 97.5%. Data diproses menggunakan

transformasi *wavelet Haar* hingga level ke-5. Setiap naik satu level dekomposisi, dimensi *fitur* berkurang sebanyak 75% sehingga pada level ke-3 dimensi *fitur* hanya sebesar 40 dari semula 2400 (Tabel 1).

Dengan meningkatnya level dekomposisi, terjadi penurunan akurasi. Namun demikian akurasi pada dekomposisi level 3 dengan dimensi *fitur* sebesar 40 masih tinggi, yaitu mencapai 90.0%. Akurasi menurun drastis pada dekomposisi level 4 menjadi 65% (Tabel 2). Hal ini kemungkinan disebabkan oleh makin berkurangnya dimensi *fitur* menjadi 12 pada level 4. Putra (2009) melaporkan level dekomposisi justru meningkat dengan nilai akurasi tertinggi pada dekomposisi level 2 dan level 3 sebesar 98.0%.

Penelitian Riadi (2001) yang menggunakan keseluruhan 2400 *fitur* sebagai *input* dalam JST menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 99%. Jika citra tanda tangan yang berukuran 40×60 piksel direduksi menjadi 30×45 piksel dan disegmentasi sebanyak 45 segmen dengan setiap segmen terdiri atas vektor observasi berukuran 30, dengan menggunakan 8 *hidden state*, diperoleh rata-rata akurasi sebesar 75%. Setelah dilakukan dekomposisi *wavelet* level 1, terdapat 600 *fitur* sebagai *input* dalam algoritme VFI5 dan diperoleh akurasi sebesar 97.5%.

Jika dibandingkan dengan hasil percobaan tanpa reduksi yang memiliki 2400 *fitur* dengan hasil percobaan melalui reduksi *wavelet* level 1 yang memiliki 600 *fitur*, diperoleh kesamaan akurasi sebesar 97.5%. Meskipun demikian, banyak *fitur* pada percobaan yang telah melalui reduksi telah berkurang hingga 75%.

Kinerja Algoritme VFI5 pada Tiap Kelas

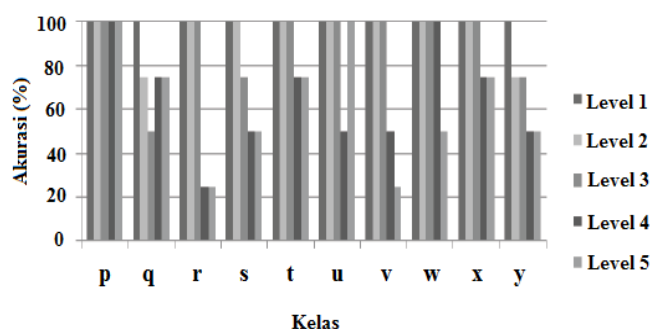
Pada kelas *p*, seluruh citra pada tiap level dapat diklasifikasikan dengan benar. Pada kelas *q* dan *y*, akurasi sebesar 100% hanya diperoleh pada level 1. Secara umum sampai dengan dekomposisi level 2, hampir semua kelas mencapai akurasi 100% (Gambar 2).

Kinerja Algoritme VFI5 tanpa Kelas *p*

Pada percobaan selanjutnya, eliminasi dilakukan pada kelas-kelas yang memiliki nilai rata-rata akurasi tertinggi pada semua level dekomposisi, yaitu kelas *p*. Dekomposisi level 1 sampai dengan level 3 menghasilkan akurasi minimum 90%.

Pada percobaan eliminasi kelas *p* untuk level 1 rata-rata akurasi yang diperoleh oleh semua kelas dengan menghilangkan kelas *p* mencapai 100%. Dengan demikian, peningkatan akurasi untuk kelas *y* ialah sebesar 25%. Pada percobaan eliminasi kelas *p* untuk level 2, terjadi penurunan akurasi untuk kelas *v* sebesar 25% menjadi 75% dan peningkatan akurasi sebesar 25% untuk kelas *y* menjadi 100% jika dibandingkan dengan percobaan level 2 menggunakan seluruh kelas. Pada percobaan eliminasi kelas *p* untuk level 3, kelas *r* dan kelas *t* mengalami penurunan akurasi menjadi 75%, berkurang 25% dari akurasi percobaan sebelumnya dibandingkan dengan akurasi menggunakan data pelatihan seluruh kelas di level 3. Meskipun demikian, kelas *y* justru mengalami kenaikan nilai akurasi sebesar 25%.

Dari ketiga percobaan tersebut, kinerja algoritme VFI5 mengalami perubahan dengan adanya perubahan banyaknya kelas. Di samping itu, eliminasi kelas *p* menghasilkan peningkatan akurasi kelas *y*.



Gambar 2 Akurasi pada setiap level dekomposisi untuk tiap kelas

Algoritme VFI5 dengan Menggunakan Data Latih yang Berbeda

Pada level 1, 2, 3, dan 5 akurasi menurun menjadi berturut-turut 95.0, 90.0, 87.5, dan 52.5%. Penurunan akurasi paling besar terjadi pada level 5, yakni sebesar 10%. Pada level 4, justru terjadi kenaikan akurasi sebesar 2.5% dibandingkan dengan percobaan dengan kombinasi data ke-1, 2, 3, 4, 5, 6 sebagai data latih dan data ke-7, 8, 9, 10 sebagai data uji (Tabel 3).

Waktu Pemrosesan

Perhitungan waktu yang diperlukan untuk mengklasifikasikan citra tanda tangan dan hasil perhitungan menunjukkan kecenderungan menurunnya waktu pelatihan dan pengujian sekitar seperempat hingga sepertiga dari level dekomposisi sebelumnya (Tabel 4).

Tabel 1 Ukuran dimensi dan banyak fitur pada dekomposisi *wavelet*

Level dekomposisi	Dimensi citra	Dimensi <i>fitur</i>
1	20 x 30	600
2	10 x 15	150
3	05 x 08	040
4	03 x 04	012
5	02 x 02	004

Tabel 2 Akurasi algoritme VF15 dengan dan tanpa dekomposisi *wavelet*

Level dekomposisi	Akurasi (%)
0*	97.5
1	97.5
2	95.0
3	90.0
4	65.0

*Tanpa dekomposisi

Tabel 3 Akurasi level dekomposisi dengan menggunakan data latih dan data uji yang berbeda

Level dekomposisi	Akurasi (%)
1	95.0
2	90.0
3	87.5
4	67.5
5	52.5

Tabel 4 Waktu pemrosesan tiap level dekomposisi

Level	Dimensi <i>fitur</i>	<i>Training</i> (detik)	<i>Testing</i> (detik)
1	600	8.266	2.375
2	150	2.250	0.672
3	040	0.656	0.187
4	012	0.219	0.062
5	004	0.078	0.031

SIMPULAN

Kinerja penggabungan antara reduksi dimensi *wavelet* dan algoritme klasifikasi VFI5 cukup baik untuk digunakan dalam pengenalan citra tanda tangan. Jika dibandingkan antara klasifikasi tanpa melalui reduksi dimensi menggunakan *wavelet* dan klasifikasi melalui

reduksi dimensi menggunakan *wavelet* untuk dekomposisi level 1, diperoleh rata-rata akurasi yang sama, dengan pengurangan dimensi sebanyak 75%.

Akurasi bernilai minimum 90% jika dekomposisi *wavelet* yang digunakan berada pada level 1, 2, dan 3. Nilai akurasi ini akan berubah ketika dilakukan perubahan komposisi data latih dan data uji maupun perubahan banyaknya kelas. Selain itu, seiring meningkatnya level dekomposisi *wavelet*, *fitur* semakin berkurang dan akurasi yang diperoleh semakin rendah.

Penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menambahkan *noise* pada citra tanda tangan yang digunakan. Selain itu, dapat dilakukan verifikasi tanda tangan dengan menggunakan metode reduksi dimensi transformasi *wavelet* dan algoritme klasifikasi VFI5 dan menganalisis kemiripan *fitur* menggunakan *multidimensional scaling*.

DAFTAR PUSTAKA

- Agarwal A, El Ghazawi T, Moigne LE, Joiner J. 2005. An application of wavelet based dimension reduction to AIRS data. *Earth-Sun System Technology Conference, ESTC'05*; 2005 Jun 27-30; Adelphi, US. Maryland (US): NASA. hlm 4.
- Anjum MA, Javed MY. 2006. Face images dimension reduction using wavelets and decimation algorithm. *Proceedings of the 2006 International Conference on Image Processing, Computer Vision and Pattern Recognition (ICCV 2006)*; Las Vegas (US), 2006 Jun 26-29. hlm 397- 402.
- Demiröz G. 1997. Non-incremental classification learning algorithms based on voting feature intervals [tesis]. Ankara (TR): Bilkent Univ.
- Güvenir HA. 1998. A *classification* learning algorithm robust to irrelevant features. Di dalam: *Giunchiglia F, editor. Artificial Intelligence: Methodology, Systems Applications. Proceeding of AIMS '98*; Sozopol, BG. 1998 Sep 21-23. Sozopol (BG): Springer-Verlag. hlm 281-290.
- Jain AK, Flynn P, Ross AA. 2008. *Handbook of Biometrics*. New York (US): Springer.
- Putra ID. 2009. Identifikasi tanda tangan menggunakan *probabilistic neural networks* (PNN) dengan praproses menggunakan transformasi *wavelet* [skripsi]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Riadi. 2001. Jaringan syaraf tiruan untuk pengenalan tanda tangan [skripsi]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Ross AA, Nandakumar A, Jain AK. 2006. *Handbook of Multibiometrics*. New York (US): Springer Science.
- Setia API. 2007. Identifikasi tanda tangan menggunakan model *markov* tersembunyi [skripsi]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.